

УСТОЙЧИВОСТЬ АЛГОРИТМОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОТПЕЧАТКОВ ПАЛЬЦЕВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ФУНКЦИЙ ЛОКАЛЬНОГО ВЫРАВНИВАНИЯ

Аннотация: Данная статья исследует на устойчивость алгоритмы идентификации отпечатков пальцев основные на методах деталей при условии использования функций локального выравнивания. В основном при снятии отпечатков пальцев с помощью сенсоров картинка отпечатка нелинейно искажается скручиванием или растяжением. Эти нелинейные искажения изменяют место положения и ориентацию деталей, тем самым уменьшая эффективность методов на них же и основанных. Поэтому в сравнительных методах, использующий одно сочетание пар деталей, надежность уменьшается при увеличении расстояния между деталями. Но можно повысить устойчивость алгоритмов основанных на данных методах, если использовать локальное выравнивание изображений и нормализовать расстояние между парой деталей.

Ключевые слова: алгоритмы идентификации отпечатков пальцев, нормализация расстояний

Введение

Отпечатки наших пальцев состоят из ребер и впадин. У ребер есть различные виды неоднородностей, такие как двойное раздвоение ребра, окончание ребра, короткие ребра, острова и пересечения ребер. Среди этих неоднородностей раздвоение ребра и окончание ребра обычно используются в системах идентификации и называются деталями (minutiae). В зависимости от размера считываемой области, отпечаток пальца, полученный с устройства считывания на лету, может содержать от 30 до 60 деталей. Несмотря на шрамы, грязь, и состояния кожи, что делает процесс идентификации еще менее эффективным так это растягивания конечного изображения в следствии давления пальца на поверхность сенсора, что влечет за собой скручивания, растягивание, и прочие нелинейные искажения.

Многие исследователи использовали в своих алгоритмах преобразования Хафа и проверку на основе сходства локальных структур. Но эти алгоритмы в итоге используют методы и одним параметром глобального выравнивания. Однако когда палец прижимают к сканеру отпечатков то давление между поверхностью и пальцем растягивает, закручивает и сдвигает кожу пальца, что в результате искажает получаемое изображение. Искажение в свою очередь увеличивает расстояния между деталями, что в свою очередь затрудняет нахождение и идентификацию пар деталей, таким образом, снижая общую надежность всего алгоритма основанного на глобальном выравнивании.

Данная статья показывает, как изменяется устойчивость алгоритма основанного на деталях при использовании функций локального выравнивания и нормализации дистанции. При нормализации дистанции между деталями по частоте ребер при каждой детали, вариация дистанции нелинейным искажением минимизируется. Позиция и ориентация деталей расположенных в ближайших областях также менее затронуты нелинейными деформациями поскольку воздействие нелинейных деформаций проявляется в конкретных районах и спадает при отдалении.

Метод деталей

В большинстве алгоритмов идентификации отпечатков пальцев, основанных на методах деталей, характеристический (далее хар-кий) вектор FV_k составленный из атрибутов детали, таких как координата $l_k(x_k, y_k)$, местное направление ребра φ_k , и тип детали t_k , который является окончанием ребра или раздвоением. Мы используем частоту ребер детали как 4-ый элемент хар-кого вектора, она содержит информацию о локальных деформациях окружающих регионов. Наш хар-кий вектор может быть выражен следующим образом:

$$FV_k = (l_k, \varphi_k, t_k, f_k)^T, \quad (1)$$

мы также определим среднее число частоты ребра f_{avg} как следящее:

$$f_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f_k, \quad (2)$$

где N это конечное количество деталей.

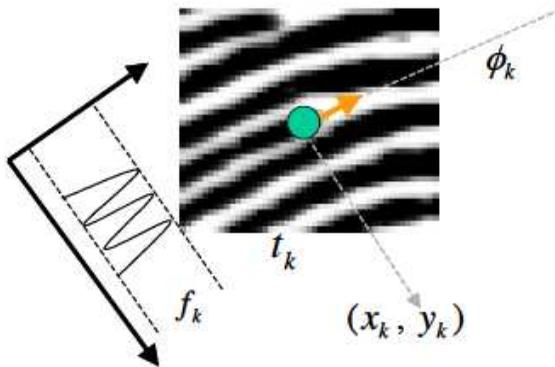


Рис. 1 – Элементы хар-кого вектора.

В большинстве случаев среднее число частоты ребер в изображениях отпечатков пальцев держится в одинаковом диапазоне, несмотря на

нелинейное искажение. Поэтому мы и используем это значения для нормализованного расстояния между деталями.

Нормализация расстояния

Отпечаток деформируется по вращению и растяжению когда палец надавливается на сенсор. Это нелинейное деформирование искажает позицию и ориентировочный поворот деталей. Расстояние между деталями находящимися в деформированной области изменяется относительно ориентации ребер, их частоты в каждой детали и направления линии проходящей через две детали. Изменение дистанции увеличивается при том как угол, между линией проходящей меж двух деталей и направлением ребер, приближается к перпендикуляру. Но с другой стороны изменение расстояния уменьшается при том как угол подходит к нулю. Изменение дистанции между деталями в деформированной зоне показано на рис. 2.

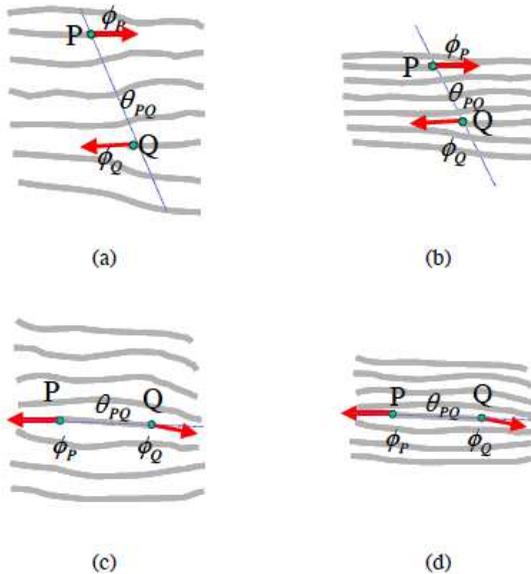


Рис. 2 – Изменение расстояния в деформированной области: (a) и (b) показывают большое искажение, (c) и (d) показывают незначительное искажение.

Расстояние между деталями является важным фактором в методах основанных на деталях. Для минимизации ошибки расстояния при нелинейном, нормализуем расстояние используя показатель частоты ребер. Процесс нормализации следующий. Частота ребер в каждой детали P, Q является f_0 а расстояние между P и Q , при отсутствии нелинейных искажений, есть D_0 . Для того чтобы изображение имело нелинейное иска-

жение мы определяем нормализованное расстояние как D_0 используя частоты ребер f_p, f_q , направление ребер φ_p, φ_q , расстояние D^C между двумя деталями и направление линии θ_{pq} , которая проходит между двумя деталями: $0 \leq \varphi_p, \varphi_q \leq \pi, 0 \leq \theta_{pq} \leq \pi$

$$D'_0 = \frac{\theta_p \cdot f_p + \theta_q \cdot f_q}{\theta_p \cdot \theta_q} \cdot \frac{D_C}{f_O}, \quad (3)$$

$$\theta_p = \begin{cases} |\theta_{pq} - \varphi_p| & \text{if } |\theta_{pq} - \varphi_p| \leq \frac{\pi}{2} \\ \pi - |\theta_{pq} - \varphi_p| & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

$$\theta_q = \begin{cases} |\theta_{pq} - \varphi_q| & \text{if } |\theta_{pq} - \varphi_q| \leq \frac{\pi}{2} \\ \pi - |\theta_{pq} - \varphi_q| & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

где θ_p, θ_q – это разница между направлением ребер в каждой детали и направлением линии проходящей через эти детали : $0 \leq \theta_p, \theta_{pq} \leq \frac{\pi}{2}$.

Локальное выравнивание

Используя локальную корреляцию предложенную К. Джангом [5] мы получим исходную пару деталей и надежную зону с наивысшим потенциалом успешного сравнения. Этот метод создает локальную структуру состоящую из центральной детали и некоторых соседних, и сравнивает схожесть локальных структур сделанных в сканированном изображении и изображении из базы данных. Мы рассматриваем пару центральных деталей в локальных структурах, которые имеют наивысшую схожесть, как изначальную опорную пару деталей PR_0^T, PR_0^I .

Далее мы вводим лимит радиуса R региона окружающего деталь в полученном изображении. Деталь в этой зоне выравнивается по соответствующей парной детали, при конвертировании в полярную систему координат (рис. 3).

$$X = \begin{pmatrix} r_i \\ \theta_i \\ \varphi_i \\ f_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_k - x_r)^2 + (y_k - y_r)^2} \\ \tan^{-1} \left(\frac{y_k - y_r}{x_k - x_r} \right) \\ \varphi_k - \varphi_r \\ f_k \end{pmatrix}, \quad (6)$$

где $(r_i, \theta_i, \varphi_i, f_i)$ это представление i -той детали в системе полярных координат.

В сканированном изображении, зона поиска S_{area} для детали P_i^T скорректирована используя нормализованное расстояние. Нормализованное расстояние рассчитывается при помощи формул (3)–(5) :

$$r_N^T = \frac{\theta_{RP}^T \cdot f_{RP}^T + \theta_p \cdot f_p}{\theta_{RP}^T \cdot \theta_p} \cdot \frac{r_i^T}{f_{avg}}, \quad (7)$$

где f_{RP}^T и f_p это частоты ребер PR_i^T и P_i^T , θ_{RP}^T и θ_p это различие между направлением ребер в каждой детали и направлением линии проходящей между ними. f_{avg} – это средняя величина частоты ребер в шаблонном изображении а r_i^T это евклидово расстояние между PR_i^T и P_i^T . Размер

поисковой зоны для детали P_i^T виртуруется соответственно к нормализованному расстоянию. Поисковая зона ограничена :

$$S_{area} = (r_{lim}^S, \theta_{lim}^S), \tag{8}$$

где r_{lim}^S – ограничение расстояния: $r_N^T - r^S \leq r_{lim}^S \leq r_N^T + r^S$, r^S – устойчивость расстояния, а θ_{lim}^S – ограничения угла: $\theta_N^T - \theta^S \leq \theta_{lim}^S \leq \theta_N^T + \theta^S$, θ^S – разница углов между двумя деталями а θ^S – устойчивость угла.



Рис. 3 – Изначальная опорная пара деталей в локальных зонах: (а) шаблонное изображение, (б) сканированное.

Мы задаем зону поиска базируясь на точке сканируемого изображения которая соответствует P_i^T , и потом находим деталь в зоне поиска. Если в зоне поиска существует любая деталь Q_j^I мы рассчитываем r_{diff} , θ_{diff} , и φ_{diff} : первое это разница расстояния, второе - разница угла, и последнее - разница направления ребер между двумя минутами. Чтобы вычислить r_{diff} нам нужно нормализовать расстояние между PR_j^I и Q_j^I . r_N^I есть нормализованное расстояние:

$$r_N^I = \frac{\theta_{RP}^I \cdot f_{RP}^I + \theta_p \cdot f_p}{\theta_{RP}^I \cdot \theta_p} \cdot \frac{r_j^I}{f_{avg}}, \tag{9}$$

где и f_{RP}^I – частоты ребер PR_i^I и Q_j^I , θ_{RP}^I и θ_p – разница между направлениями ребер в каждой детали и направлением линии которая проходит через них. Три параметра r_{diff} , θ_{diff} , и φ_{diff} вычисляются:

$$r_{diff} = |r_N^T - r_N^I|, \tag{10}$$

$$\theta_{diff} = |\theta_p - \theta_Q|, \tag{11}$$

$$\varphi_{diff} = |\varphi_p - \varphi_Q|, \tag{12}$$

где φ_p и φ_Q – направление ребер в P_i^T и Q_j^I в полярной системе координат.

Мы используем адаптивный блок сравнения для того, что бы определить где, две детали P_i^T и Q_j^I совпадают. Размер совпавшего блока, меняется в зависимости от нормализованного расстояния :

$$r_{\text{lim}}^M = \begin{cases} r_L & \text{if } r_N^T > T_L \\ r_H & \text{elseif } r_N^T > T_H \\ \frac{r_H - r_L}{T_H - T_L} \cdot r_N^T + 1 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (13)$$

$$\theta_{\text{lim}}^M = \begin{cases} \theta_L & \text{if } r_N^T > T_L \\ \theta_H & \text{elseif } r_N^T > T_H \\ \frac{\theta_H - \theta_L}{T_H - T_L} \cdot (r_N^T - T) + \theta_H & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

$$\theta_{\text{lim}}^M = \varphi_T, \quad (15)$$

где мы эмпирически определили значения этих параметров: $T_L = 30$, $T_H = 70$, $r_L = 4$, $r_H = 8$, $\theta_L = \pi$, $\theta_H = \pi$, $\varphi_T = \pi$. Мы адаптировали совпавшие пары деталей с опорными парами деталей для следующего сравнения и выполнили процесс повторно. Сравнительный результат MS вычисляется по формуле:

$$MS = \frac{100N_{\text{mat}}}{\text{num}\{Template \cap Input\}}, \quad (16)$$

где N_{mat} – количество совпавших деталей, $\text{num}\{Template \cap Input\}$ – количество детальностей в общем регионе.

Таблица 1

Уровень подтверждения и уровень отторжения.

Уровень подтверждения	Уровень отторжения
100%	12.1%
99.98%	9.7%
99.72%	4.3%
99.58%	0.0%

Результаты эксперимента

Для эксперимента была взята база образцов отпечатков пальцев. Размер каждого 248x292 пикселей с разрешением 450 dpi, 1000 образцов отпечатков пальцев(по 10 для 100 лиц) с различным качеством были использованы в эксперименте. Каждый образец проверяется с каждым другим в наборе, уровень подтверждения и уровень отторжения в предложенном сопоставительном алгоритме, вычисляется по формуле:

$$\text{Verification rate} = \frac{N_C}{N_C + N_F} \times 100, \quad (17)$$

$$\text{Reject rate} = \frac{N_R}{N_T} \times 100, \quad (18)$$

где N_C – количество совпадений, N_F – количество не совпадений, N_T – общее количество совпадений и N_R – количество отвергнутых образцов. В таблице 1 показаны результаты производительности эксперимента. В добавок для того, что бы увидеть эффект повышения устойчивости сравнительного алгоритма основанного на локальном сглаживании,

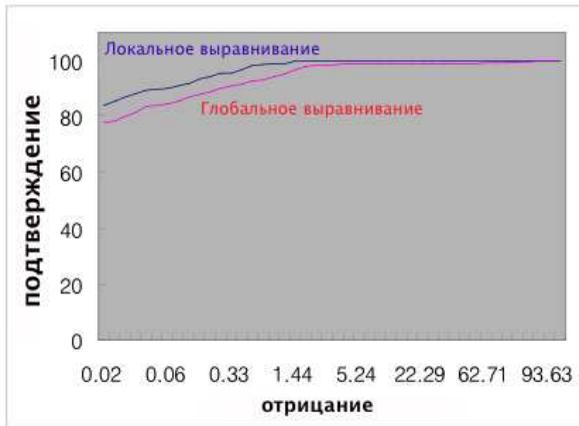


Рис. 4 – Сравнение производительности локального и глобального сглаживания.

мы сравнили сопоставительные результаты в сравнительном алгоритме основанного на глобальном сглаживании. Рис. 4. Производительность в сопоставительных системах увеличена при помощи сопоставительного алгоритма основанном на локальном сглаживании.

Вывод

В этой статье, представлено как повышается устойчивость алгоритма основанного на деталях при использовании локального выравнивания. Мы использовали частоту ребер для нормализации расстояния между двумя деталями, а так же для минимизации расстояния разброса вызванного линейной деформацией. Мы использовали несколько опорных точек для сглаживания, которые делают алгоритм более устойчивым. Результаты эксперимента показывают, что предложенный подход более производителен.

Литература

1. Хонг Л., Ван У.и Джейн А.. “Алгоритм улучшения изображения отпечатков пальцев и оценка эффективности”, 1998 г. // Hong L., Wan Y., and Jain A.. “Fingerprint images enhancement algorithm and performance evaluation”. 1998.
2. Джейн А., Бол Р.и Панканти С.“Биометрия: персональная идентификация в сетевом обществе” 1999 г. // Jain A., Bolle R., and Pankanti S.. “BIOMETRICS: Personal Identification in Networked Society”. 1999.
3. Джейн А., Хонг Л.и Бол Р.“Идентификация отпечатков пальцев на лету” 1997 г. // Jain A., Hong L., and Bolle R.. On-line fingerprint verification. 1997.

4. Джианг К.и Яу В.У. “Алгоритм сопоставления детальности отпечатков пальцев, основанный на местных и глобальных структурах” 2000 г. // Jiang X.and Yau W. Y.. “Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures”. 2000.
5. Луо К., Тиан Д. и Ву У. “Алгоритм сопоставления детальности отпечатков пальцев” 2000 г. // Luo X., Tian J., and Wu Y.. “A minutia matching algorithm in fingerprint verification”. 2000.
6. Раса Н., Кару К., Шаоюн С.и Джейн А. “Системы сравнения больших баз отпечатков пальцев в режиме реального времени” 1996 // Ratha N., Karu K., Shaoyun C., and Jain A.. “A real-time matching system for large fingerprint databases”. 1996.

Отримано 06.12.2010 р.